کنترل خسارت سازه‌ها به‌کمک الگوریتم ژنتیک- عصبی★

عباس کرم‌الدین[۱]　　سعید خواجه کرم‌الدین[۲]

چکیده در این مقاله، کنترل خسارت سازه‌ها در برابر زلزله به‌صورت نیمه‌فعال بااستفاده از میراگر مایع قابل کنترل مغناطیسی (MR) و شبکه‌های عصبی مصنوعی مطالعه شده است. هدف از طراحی این سیستم کنترل، کاهش خسارت سازه می باشد. در این سیستم کنترل، از یک شبکهٔ عصبی پیش‌خور چندلایه استفاده شده است. ورودی شبکهٔ عصبی جابه‌جایی نسبی طبقات و خروجی آن ولتاژ میراگر MR است. آموزش شبکهٔ عصبی برای تعیین ولتاژ میراگر MR برای کمینه کردن خسارت سازه انجام شده است. برای آموزش شبکهٔ عصبی از الگوریتم ژنتیک استفاده گردیده است. معیار شایستگی این الگوریتم کمینه نمودن شاخص خسارت پارک و انگ سازه انتخاب شده است. پس از آموزش شبکهٔ عصبی، سیستم کنترل در سازهٔ سه‌طبقه محک غیرخطی قرار داده شده و عملکرد آن مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهند این کنترولر توانسته است شاخص خسارت پارک و انگ را به‌طور چشم‌گیری کاهش دهد.

واژه‌های کلیدی سازه، زلزله، خسارت، کنترل، نیمه‌فعال، شبکه‌های عصبی، الگوریتم ژنتیک.

Structural Damage Control Using Neuro-Ga Algorithm

A. Karamodin　　S. Khajekaramodin

Abstract *In this paper a semi-active structural damage control strategy using MR dampers and Neural Networks is presented. A multilayer feed-forward neural network has been designed. The input layer is relative displacement of stories and the output layer is the voltage needed for MR damper. The neural network is learned to predict the voltage needed for MR damper that can minimize the Park & Ang damage index of structure. Genetic algorithm has been used to learn the neural network. The Park & Ang damage index of the structure has been used as the fittnees function of the genetic algorithm. To evaluate the structural control system a nonlinear 3 story benchmark building has been selected. The results show the the proposed structural control system can effectively reduce the Park & Ang damage index of the structure.*

Key Words Structure, Earthquake, Damage, Control, Semi-Active, Neural Network, Genetic Algorithm.

★ تاریخ دریافت مقاله ۹۳/۲/۱ و تاریخ پذیرش آن ۹۵/۸/۲٦ می‌باشد.

(۱) نویسنده مسئول: استادیار، دانشکدهٔ مهندسی، دانشگاه فردوسی، مشهد.

(۲) کارشناس ارشد سازه، دانشکدهٔ مهندسی، دانشگاه فردوسی، مشهد.

Email: a-karam@um.ac.ir

مقدمه

سازه ها به‌عنوان یکی اجزای اساسی جوامع بشری به‌شمار می‌آیند به‌گونه‌ای که تأمین ایمنی و شرایط بهره‌برداری آنها در برابر بلایای طبیعی از مهم‌ترین اهداف طراحی آنها به‌حساب می‌آید. به موازات پیشرفت‌هایی که در تکنولوژی مصالح و ساخت سازه‌ها صورت گرفته است روش‌های تحلیل و طراحی نیز باید با این پیشرفت‌ها تغییر و تحول نماید. از این‌رو پژوهش‌گران و محققان علم مهندسی سازه به‌دنبال روش‌های نوین برای تأمین اهداف طراحی بوده‌اند و همین امر موجب پیشرفت های چشمگیری در این مهم شده است چرا که آسیب دیدن سازه علاوه بر وارد آوردن خسارات مالی و هدررفت سرمایه‌های ملی، برای جان انسان ها نیز تهدیدی بزرگ به‌شمار می رود. پژوهش‌گران روش‌های مختلفی را برای کنترل خسارت سازه‌ها مورد آزمایش قرار داده‌اند. اندیشهٔ استفاده از کنترل اتوماتیک در مهندسی سازه در حدود ٦٠ سال قبل توسط مینای و کوبوری [1, 2, 3] مطرح گردید. در سال‌های بعد آبدل روحمان [4, 5, 6] ، زوک [7] ، سونگ [8] و نوردل [9] روش‌هایی را برای کنترل خسارت سازه ارائه کردند ولی به دلیل نبود تکنولوژی اجرای این روش‌ها در آن موقع به صورت طرح‌های تئوری باقی ماند. در سال ۱۹۷۲ یائو [10] سیستم سازه‌ای را پیشنهاد نمود که در آن با تغییر رفتار سازه در برابر بارهای غیرقابل پیش‌بینی پاسخ‌های سازه به حد مطلوب می رسید. با معرفی روش‌های هوشمند مانند شبکه‌های عصبی، سیستم‌های فازی و الگوریتم ژنتیک، سیستم‌های کنترل کاراتر و مؤثرتری توسط پژوهشگران ارائه شده است. این سیستم‌ها به‌دلیل عدم نیاز به مدل‌سازی دقیق ریاضی، امکان درنظر گرفتن رفتار غیرخطی و عدم قطعیت‌ها و همچنین دارا بودن قابلیت آموزش درمقایسه با روش‌های کنترل کلاسیک امکانات بیشتری را در اختیار محققان قرار می‌دهند. قابوسی [11,12] از اولین محققانی است که در این زمینه فعالیت داشته است. نیکزاد و قابوسی [11] رفتار دینامیکی محرک‌ها را توسط شبکه‌های عصبی مدل سازی نمودند. استفاده از شبیه‌ساز برای آموزش شبکه های عصبی در کنترولر عصبی برای کنترل خطی سازه توسط قابوسی و جغتایی [12] و بنی‌هانی [13] صورت گرفته است. روش مشابهی نیز توسط چن [14] مورد تحقیق قرار گرفت. استفاده از شبکه‌های عصبی برای بهبود پاسخ‌های الگوریتم ژنتیک در مسائل بهینه‌سازی توسط برخی از محققان مورد بررسی قرار گرفته است [15]. مایتی و ساهو [16] از ترکیب شبکهٔ عصبی و الگوریتم ژنتیک برای پیش‌بینی خسارت سازه‌ها استفاده کردند. سیستم کنترل فعال در یک سازهٔ سه‌بعدی بااستفاده از الگوریتم ژنتیک– عصبی توسط عادلی و جیبانگ [17] مورد استفاده قرار گرفت.

در گذشته اکثر محققان در کنترولرهای عصبی از دو شبکهٔ عصبی استفاده می‌نمودند. یک شبکه به‌عنوان شبکهٔ عصبی شبیه‌ساز برای پیش‌بینی پاسخ‌های سازه و شبکهٔ عصبی دیگر برای تعیین نیروی کنترل بهینه مورد استفاده قرار می‌گرفته است. آموزش این دو شبکه فرآیندی طولانی و زمان‌گیر می‌باشد، لذا این روش برای سازه‌های کوچک مناسب است. برای رفع این مشکل سعی شده است شبکهٔ عصبی شبیه‌ساز از سیستم کنترل حذف گردد. در این راستا کیم و همکاران [18] روشی را ارائه نمودند که در آن به‌جای استفاده از شبکهٔ عصبی شبیه‌ساز برای آموزش شبکهٔ عصبی از یک تابع ارزش به‌عنوان معیار آموزش استفاده گردید.

از آن‌جا که خسارت سازه و نیروهای کنترل هر دو وابسته به یکدیگر هستند و رابطهٔ مستقیمی بین آنها نمی‌توان برقرار نمود، برای آموزش کنترولر عصبی، برخلاف روش‌های قبل، باید از روش‌های آموزش بدون ناظر استفاده نمود. همچنین سازه‌های بلند در برابر زلزله‌های سنگین حتی در حالت کنترل‌شده جاری شده و رفتار غیرخطی دارند. لذا سیستم‌های کنترلی که رفتار سازه را بعد از کنترل، خطی فرض می‌نمایند مانند

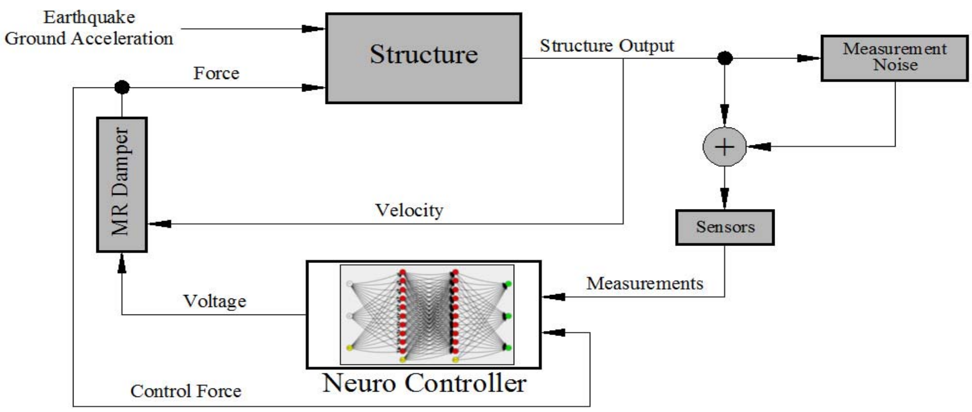
روش گوسی درجه دوم خطی (LQG) مناسب نیستند و برای مدل‌سازی دقیق باید در سیستم کنترل رفتار غیرخطی سازه لحاظ گردد.

در سیستم‌های کنترل ارائه‌شده توسط اکثر محققان کاهش خسارت سازه‌ها از طریق کاهش جابه‌جایی نسبی طبقات صورت گرفته است ولی تنها بخشی از خسارت سازه به جابه‌جایی نسبی طبقه وابسته می‌باشد و پارامترهای دیگری از جمله انرژی جذب‌شده توسط سازه نیز در خسارت آن تأثیرگذار است. از این‌رو برای کنترل بهینهٔ خسارت سازه بهتر است از معیاری استفاده نمود که پارامترهای مختلف مؤثر در خسارت سازه را شامل شود.

در این مقاله روشی نیمه‌فعال برای کنترل سازه‌ها ارائه گردیده که در آن از ترکیب شبکه‌های عصبی و الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. در این روش از یک شبکهٔ عصبی پیش‌خور چندلایه در سیستم کنترل استفاده شده است. این شبکهٔ عصبی به‌گونه‌ای آموزش می‌بیند تا با دریافت پاسخ‌های سازه بر مبنای کمینه نمودن شاخص خسارت پارک و انگ، ولتاژ بهینهٔ میراگرها را طوری تعیین نماید که سازه کنترل گردد. برای آموزش این شبکهٔ عصبی یعنی تعیین وزن‌های کانال‌های ارتباطی آن، از الگوریتم ژنتیک که یک روش آموزش بدون ناظر می‌باشد، استفاده شده است. شاخص خسارت پارک و انگ از آن‌جا که علاوه بر جابه‌جایی نسبی طبقات انرژی جذب شده توسط سازه را در ارزیابی خسارت سازه در نظر می‌گیرد نسبت به سایر پاسخ‌های سازه معیار مناسب‌تری برای کنترل خسارت می‌باشد. نیروهای کنترل توسط میراگرهای مایع قابل کنترل مغناطیسی (MR) بر سازه اعمال گردیده است. عملکرد کنترولر در یک سازهٔ سه طبقه محک با رفتار غیرخطی مورد بررسی قرار گرفته است.

سیستم کنترل

سیستم کنترل استفاده‌شده در این پژوهش در شکل (۱) مشاهده می‌گردد. در این سیستم، سازهٔ غیرخطی تحت زلزله قرار می‌گیرد و پاسخ‌های آن توسط سنسورها اندازه‌گیری می‌گردد. سپس این پاسخ‌ها همراه با نیروهای کنترل گام قبلی در اختیار شبکهٔ عصبی پیش‌خور قرار می‌گیرد. شبکهٔ عصبی به‌گونه‌ای آموزش داده شده است که بر مبنای پاسخ‌های سازه و نیروهای کنترل در گام قبلی، ولتاژ میراگرها را پیش‌بینی نماید به شکلی که شاخص خسارت پارک و انگ سازه کمینه گردد. ولتاژ پیش‌بینی شده همراه با سرعت وارد به میراگرها به‌عنوان ورودی به میراگر اعمال می‌گردد تا نیروی کنترل بهینه در هر لحظه توسط میراگر به سازه اعمال گردد.



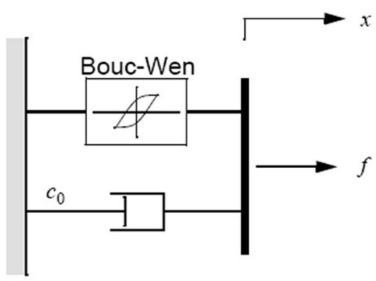
شکل ۱ سیستم کنترل

مدل غیرخطی سازه

مدل ریاضی سازه به‌صورت مدل اجزای محدود قاب صفحه‌ای، متشکل از اعضای قاب دوبعدی درنظر گرفته شده است. هرگره از قاب دارای سه درجه آزادی و هر عضو دارای دوگره و شش درجهٔ آزادی می باشد. با توجه به صلب بودن افقی سقف‌ها در ساختمان‌ها، تغییرمکان‌های افقی گره های واقع در هر سقف یکسان درنظر گرفته شده است. برای لحاظ کردن این موضوع در هر طبقه درجهٔ آزادی افقی یک گره به‌عنوان درجهٔ آزادی مرجع درنظر گرفته شده و درجات آزادی افقی سایر گره‌های واقع در آن سقف به آن وابسته شده اند. اثر رفتار غیرخطی سازه در زلزله های قوی به‌صورت رفتار خمیری متمرکز در انتهای عضوها درنظر گرفته شده است. در این مدل کل عضو به صورت ارتجاعی باقی می‌ماند و رفتار خمیری فقط در مفصل های پلاستیک دو انتهای عضو متمرکز می‌باشد. رفتار چرخه‌ای این مفصل‌ها به‌صورت رفتار دوخطی درنظر گرفته شده است. این مدل برای سازه‌های محک غیرخطی توسط اوتوری و همکاران [19] ارائه گردیده است.

مدل میراگر MR

مدل مکانیکی میراگر MR استفاده شده در شکل (٢) دیده می‌شود. این مدل برای یک نمونه میراگر MR کوچک ارائه‌شده و در مطالعات انجام‌شده انطباق خوبی را با نتایج آزمایشگاهی نشان داده است [20, 21].



شکل ٢ مدل میراگر MR [22]

معادلات حاکم برای این مدل را می توان به‌صورت روابط زیرنوشت:

$$f = C_0\dot{q} + \alpha z \quad (1)$$

$$\dot{Z} = \gamma|\dot{q}|\, z\, |z|^{n-1} - \beta\, \dot{q}\, |z|^{n} + A\dot{q} \quad (2)$$

$$\alpha = \alpha(u) = \alpha_a + \alpha_b u \quad (3)$$

$$C_0 = C_0(u) = C_{0\alpha} + C_{0b} u \quad (4)$$

در این روابط، q جابجایی نسبی دو سرمیراگر وz یک متغیرتکاملی است که وابستگی پاسخ به تاریخچه آن رانشان می دهد. باتنظیم پارامترهای α، β، n وA می توان شیب رفتارخطی وانحنای قسمت گذر از رفتارخطی به تسلیم رامشخص نمود. پارامترهای α وC_0 نیزمتغیربوده وتوسط یک کنترولرقابل تنظیم هستند. دراین روابط u خروجی جریان مدارالکتریکی میراگراست که توسط رابطه دینامیکی(٥) برحسب ولتاژورودی مدارمشخص می‌شود.

$$\dot{u} = -\eta\,(u - \upsilon) \quad (5)$$

در این مطالعه پارامترهای میراگرطوری انتخاب شده‌اند تا به ازای حداکثرولتاژ V_{max}=10 ظرفیتی معادل ١٠٠٠ کیلو نیوتن داشته باشد. این پارامترهاعبارتنداز:

$$\alpha_a = 1.0872\times10^5 \ \mathrm{N/cm}$$
$$\alpha_b = 4.9616\times10^5 \ \mathrm{N/(cm.\upsilon)}$$
$$C_{0a} = 4.4 \ \mathrm{N.sec/cm}$$
$$C_{0b} = 44 \ \mathrm{N.sec/(cm.\upsilon)}$$
$$\gamma = 3 \ \mathrm{cm}^{-1}$$
$$\beta = 3 \ \mathrm{cm}^{-1} \quad , \quad n = 1$$
$$A = 1.2 \quad , \quad \eta = 50 \ \ \mathrm{sec}^{-1}$$

شاخص خسارت پارک و انگ

برای بیان میزان خسارت در سازه‌ها باید معیارهای کمی

وجود داشته باشد تا بتوان خسارت سازه را ارزیابی نمود. یکی از شاخص‌های خسارت معرفی‌شده توسط پژوهش‌گران شاخص خسارت پارک و انگ است [22].

آنها یک شاخص خسارت محلی را ارائه کردند که از ترکیب حداکثر تغییرشکل نرمال‌شده و انرژی جذب‌شده به صورت رابطهٔ (٦) حاصل می‌شود:

$$D_{P.A.} = \frac{U_{max}}{U_u} + \frac{\beta}{F_y . U_u} \int dE \qquad (٦)$$

این شاخص یکی از معروف‌ترین و رایج‌ترین شاخص‌های خسارت است. در این رابطه U_{max} حداکثر تغییرشکل در مدت بارگذاری، U_u تغییرشکل گسیختگی در بارگذاری استاتیکی، F_y مقاومت جاری شدن، dE انرژی جذب شدهٔ جزئی در مدت بارگذاری و β یک ضریب مثبت است که اثرات کاهندگی مقاومت و سختی را در بارگذاری دوره‌ای درنظر می‌گیرد. از امتیازات این شاخص سادگی و کالیبره شدن آن براساس خسارت‌های مشاهده شده در سازه‌ها می‌باشد.

برای محاسبهٔ شاخص خسارت پارک و انگ، ابتدا شاخص خسارت انتهای هر عضو محاسبه می‌گردد. برای این منظور بااستفاده از حداکثر انحنای ایجاد شده در انتهای عضو و انرژی جذب‌شده در مفصل خمیری از رابطهٔ (۷) استفاده می‌شود.

$$D_{ei} = \frac{\Phi_{max}}{\Phi_u} + \frac{\beta \int dE}{M_y \, \Phi_u} \qquad (۷)$$

اندیس خسارت هر عضو از میانگین وزن‌دار خسارت دو انتهای عضو از رابطهٔ (۸) محاسبه می‌شود:

$$D_e = \frac{(E_i D_{ei} + E_j D_{ej})}{(E_i + E_j)} \qquad (۸)$$

در این رابطه E_i و E_j انرژی جذب‌شده در دو انتهای i و j عضو هستند. پس از محاسبهٔ اندیس خسارت هر عضو اندیس خسارت هر طبقه از میانگین وزن‌دار خسارت عضوهای طبقه به شکل رابطهٔ (۹) محاسبه می‌شود:

$$D_{story} = \frac{\sum E_e D_e}{\sum E_e} \qquad (۹)$$

در این رابطه E_e انرژی جذب‌شده در هر عضو است که برابر مجموع انرژی جذب‌شدهٔ دو انتهای عضو می‌باشد.

برای محاسبهٔ اندیس خسارت کل سازه یا اندیس خسارت چند طبقه از سازه از میانگین وزن‌دار خسارت طبقات مربوط استفاده می‌شود:

$$D_{total} = \frac{\sum E_{story} . D_{story}}{\sum E_{story}} \qquad (۱۰)$$

در این رابطه E_{story} مجموع انرژی جذب شده توسط عضوهای طبقه است.

کنترل‌کنندهٔ ژنتیک- عصبی

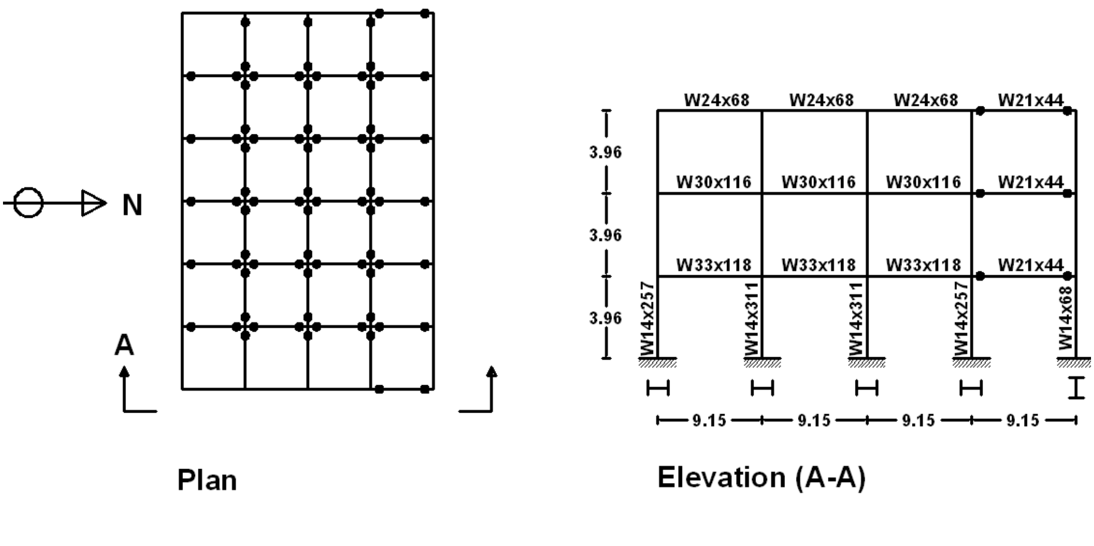
کنترولر ژنتیک- عصبی یک کنترولر عصبی است که توسط الگوریتم ژنتیک آموزش دیده است. پارامترهای مختلف شبکهٔ عصبی از جمله تعداد لایه‌ها، تعداد سلول‌های هر لایه و وزن‌های کانال‌های ارتباطی قابل انتخاب می‌باشند. در این مطالعه نوع شبکه، تعداد لایه‌ها و سلول‌های آن با سعی و خطا انتخاب گردیده است و برای آموزش شبکهٔ عصبی یعنی تعیین وزن کانال‌های ارتباطی، از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. استفاده از روش‌های معمول برای آموزش شبکه‌های عصبی مانند الگوریتم پس‌انتشار در این پژوهش امکان‌پذیر نیست؛ زیرا در روش کنترل استفاده‌شده قرار است شبکهٔ عصبی با دریافت پاسخ‌های سازه، نیروی کنترل را برمبنای کمینه نمودن شاخص خسارت پارک و انگ پیش‌بینی نماید. از آن‌جایی که شاخص خسارت پارک و انگ با پاسخ‌های مستقیم سازه قابل محاسبه نیست و رابطهٔ ریاضی مستقیمی بین بارهای وارد بر سازه و

خسارت ایجادشده نمی‌توان برقرار کرد، به‌همین دلیل امکان استفاده از این روش‌ها میسر نمی‌باشد. لذا در این مطالعه نیاز به روش آموزش بدون ناظر می‌باشد، چرا که متناظر با پاسخ‌های مختلف سازه، مقدار مطلوب خسارت در اختیار نمی‌باشد. درنتیجه برای آموزش بهینهٔ شبکهٔ عصبی از الگوریتمی استفاده شده است که نیاز به رابطه‌نویسی مستقیم نداشته باشد. این روش الگوریتم ژنتیک می‌باشد که با جستجو در فضای مسئله پاسخ‌های بهینه را می‌یابد.

معیارهای مختلفی را می‌توان برای تعیین وزن‌ها در شبکهٔ عصبی انتخاب نمود. این معیارها می‌توانند براساس کمینه نمودن شتاب طبقات سازه و یا کمینه نمودن جابه‌جایی نسبی طبقات و یا کمینه کردن خسارت طبقه‌ای خاص از سازه و یا خسارت کل سازه انتخاب گردد. هر کدام از این کنترلرها می‌توانند ویژگی‌هایی خاص خود را دارا باشد و با توجه به نوع سیستم کنترل توسط طراح انتخاب می‌گردد. در این پژوهش از معیار کمینه نمودن خسارت کل سازه برمبنای شاخص خسارت پارک و انگ استفاده شده است.

نمونهٔ عددی

سازهٔ سه‌طبقهٔ محک. سازهٔ سه‌طبقهٔ محک که در شکل (۳) نشان داده شده است، ساختمانی به ابعاد ۳٦/۵۸ متر در ۵٤/۸۷ متر و به ارتفاع ۱۱/۸۹ متر می باشد. این سازه دارای چهار دهانهٔ ۹/۱۵ متری در جهت شمال- جنوب و شش دهانهٔ ۹/۱۵ متری درجهت شرقی- غربی می‌باشد و براساس ضوابط منطقهٔ لوس‌آنجلس آمریکا طراحی شده و توسط اوتوری و همکاران [19] معرفی گردیده است. برای بررسی سیستم کنترل دو زلزلهٔ میدان نزدیک و دو زلزلهٔ میدان دور درنظر گرفته شده است که به‌ترتیب زلزله‌های ال‌سنترو (1940)، هاچینو(1968)، تورتریج (1994) و کوبه (1995) می‌باشد. در هر طبقهٔ سازه یک شتاب‌سنج قرار گرفته‌است تا پاسخ‌های شتاب سازه را اندازه‌گیری کند و در اختیار قرار دهد. هم‌چنین باتوجه به انتخاب میراگرهایی با ظرفیت حداکثر ۱۰۰۰ کیلو نیوتن، در طبقهٔ اول ۳ و در سایر طبقات ۲ میراگر درنظر گرفته شده‌است تا نیروی کنترل مورد نظر را اعمال نمایند.

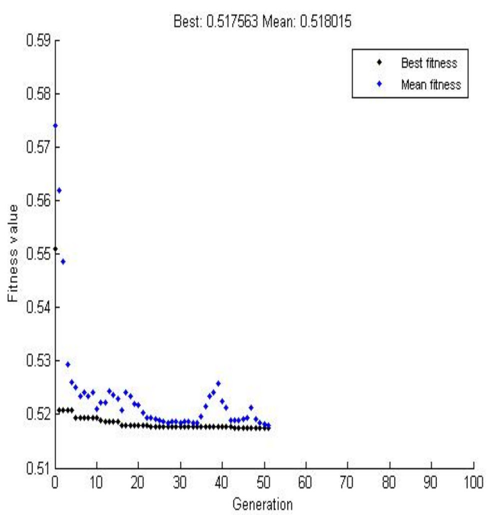


شکل ۳ پلان و نمای سازهٔ محک غیرخطی سه‌طبقه [22]

کنترولر ژنتیک– عصبی. شبکهٔ عصبی انتخاب‌شده در این مطالعه از نوع پیش‌خور با یک لایهٔ ورودی، دو لایهٔ پنهان و یک لایهٔ خروجی می باشد. ورودی‌های شبکهٔ عصبی جابه‌جایی نسبی طبقات در همان گام و دو گام پیشین و هم‌چنین نیروهای کنترل گام قبل گزینش شده است. لایه‌های پنهان در شبکهٔ عصبی ۲۰ سلول دارند. خروجی‌های شبکه عصبی مورد استفاده نیز ولتاژ میراگرها می‌باشد. تابع فعال‌سازی برای سلول‌های شبکهٔ عصبی از نوع تانژانت سیگموئید استفاده شده است.

الگوریتم ژنتیک. تعداد جمعیت الگوریتم ژنتیک در هر گام ۲۰ عضو انتخاب شده است. جمعیت اولیه به‌صورت تصادفی انتخاب شده‌اند. برای تولید جمعیت جدید ابتدا یکی از اعضای جمعیت موجود که دارای بالاترین شایستگی (نخبه) است بدون هیچ‌گونه تغییری به نسل جدید منتقل می‌شود. سایر اعضای نسل جدید با عملگرهای پیوند و جهش تولید می‌شوند. برای انتخاب والدین، از روش انتخاب احتمالاتی یکنواخت استفاده شده است. عملگر پیوند از نوع Scattered انتخاب شده است. هم‌چنین برای عملگر جهش از روش Adaptive Feasible استفاده شده است. ابتدا جمعیت اولیه با تعداد ۷۸۳ عضو به‌صورت تصادفی انتخاب می‌گردند. این جمعیت به‌عنوان وزن‌های کانال‌های ارتباطی در شبکه قرار می‌گیرند. سازه تحت شتاب زلزله قرار می‌گیرد و پاسخ‌های آن توسط برنامهٔ تحلیل غیرخطی محاسبه می‌گردد. جابه‌جایی‌های به‌دست آمده از تحلیل سازه به جابه‌جایی نسبی تبدیل می‌شود و به‌همراه نیروهای کنترل گام قبل وارد کنترولر می‌گردد. کنترولر عصبی با وزن‌های اولیه، ولتاژ میراگرها را پیش‌بینی می‌نماید. این ولتاژ به میراگرها اعمال می‌شود و میراگر نیز متناظر با آن ولتاژ، نیروی کنترلی را به سازه اعمال می‌کند. در پایان هر گام میزان شاخص خسارت سازه محاسبه می‌گردد و نسبت آن با شاخص خسارت در حالت کنترل‌نشده به‌عنوان معیار شایستگی در الگوریتم ژنتیک به‌کار می‌رود. در هر گام الگوریتم ژنتیک باتوجه به معیار شایستگی وزن‌های شبکه عصبی را اصلاح می‌کند تا وزن‌های بهینه به‌دست آیند. برای آموزش کنترولرها، زلزلهٔ السنترو با شدت ۲ برابر مورد استفاده قرار گرفته است. مدت زمان آموزش کنترولرها ۳۰ ثانیه درنظر گرفته شده است.

شکل (٤) فرآیند طراحی کنترولر عصبی را توسط الگوریتم ژنتیک نشان می‌دهد. در این نمودار که محور قائم آن معیار شایستگی و محور افقی آن هر نسل را نشان می‌دهد، بهترین پاسخ پس از تولید ۵۰ نسل به‌دست آمده است و معیار شایستگی آن یعنی نسبت خسارت کل سازه در حالت کنترل‌شده به حالت کنترل‌نشده برابر ۰/۵۱۷ حاصل شده است. به عبارت دیگر این کنترولر توانسته است خسارت کل سازه را ٤٨/٣ درصد کاهش دهد.



شکل ۳ فرایند آموزش کنترولر ژنتیک– عصبی

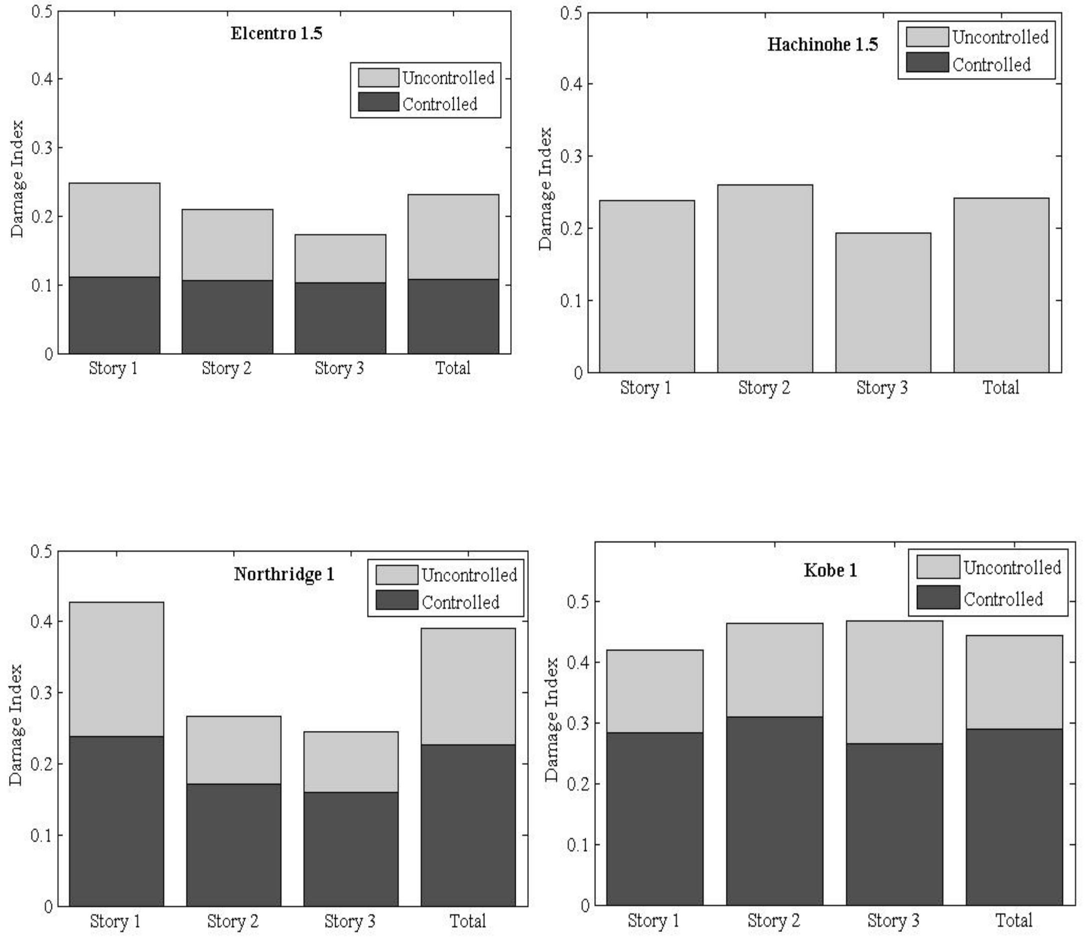
ارزیابی و مقایسهٔ نتایج

در این قسمت نتایج به‌دست آمده از کاربرد کنترلر ژنتیک- عصبی مورد ارزیابی و مقایسه قرار خواهد گرفت. برای این منظور ابتدا نتایج حاصل از این کنترلر در سازهٔ سه‌طبقه مورد بحث قرار می‌گیرد و سپس معیارهای ارزیابی معرفی‌شده در جدول (۱) برای این سازه محاسبه می‌گردد تا ارزیابی کمی از عملکرد این سیستم به‌دست آید.

شکل (۵) شاخص خسارت هر یک از طبقات و خسارت کلی سازهٔ سه‌طبقه را در دو حالت کنترل‌شده و کنترل‌نشده و شکل (٦) تاریخچهٔ جابه‌جایی نسبی طبقهٔ اول سازه را در مقابل این چهار زلزله در دو حالت کنترل‌شده وکنترل‌نشده نشان می‌دهد. هم‌چنین شکل (۷) ولتاژ میراگر MR طبقهٔ اول را در زلزلهٔ السنترو نشان می‌دهد. این شاخص‌ها برای چهار زلزلهٔ مختلف محاسبه و نشان داده شده‌اند. این زلزله‌ها، السنترو و هاچینو با شدت ۱/۵ برابر و زلزله‌های نورتریج و کوبه با شدت یک هستند. با مشاهده این شکل درمی‌یابیم این کنترلر توانسته است خسارت سازه را به‌صورت قابل قبولی کاهش دهد. همان‌گونه که اشاره گردید این کنترلر تنها برای زلزلهٔ السنترو آموزش دیده است ولی توانسته خسارت سازه را در سایر زلزله‌هایی که برای آن آموزش ندیده است کاهش دهد. این کاهش خسارت در زلزله‌های کوبه و نورتریج کمتر می‌باشد و دلیل آن را می‌توان به ماهیت این زلزله‌ها مربوط دانست. زیرا این کنترلر برای زلزلهٔ السنترو که از نوع دور از گسل می‌باشد و حرکت زمین در آن با سرعت کمتر و نوسانی است آموزش دیده است، لذا در زلزله‌های نزدیک به گسل مانند کوبه و نورتریج که حرکت زمین سریع و ضربه‌ای است عملکرد کنترلر کاهش یافته است.

جدول ۱ معیارهای ارزیابی [24]

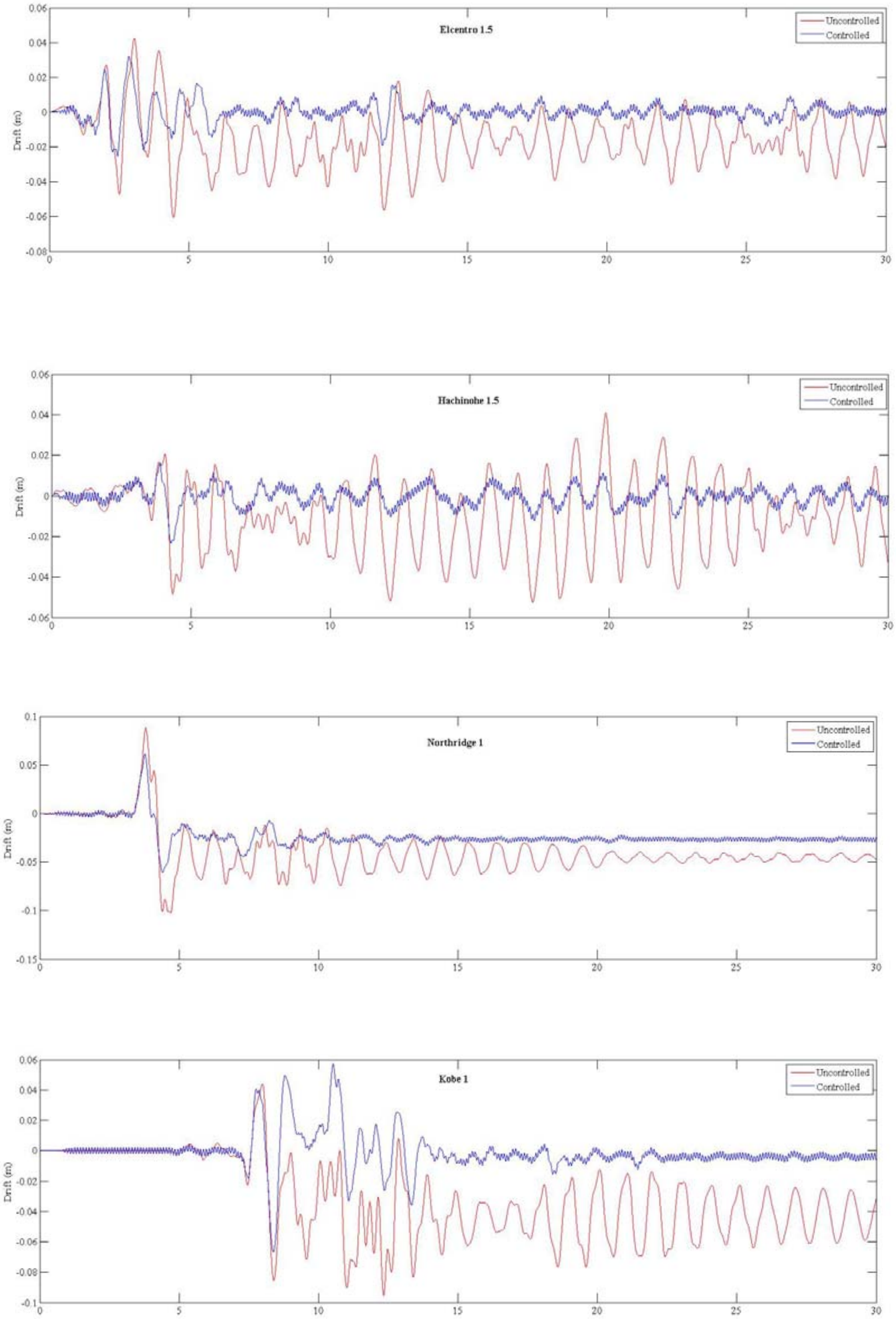
Interstory Drift Ratio	Level Acceleration	Base Shear
$J_1 = \underset{\substack{Elcentro\\Hachinohe\\Northridge\\Kobe}}{mean}\left\{\dfrac{\max\limits_{t,i}\dfrac{\lvert d_i(t)\rvert}{h_i}}{\delta^{max}}\right\}$	$J_2 = \underset{\substack{Elcentro\\Hachinohe\\Northridge\\Kobe}}{mean}\left\{\dfrac{\max\limits_{t,i}\lvert\ddot{x}_{ai}(t)\rvert}{\ddot{x}_{ai}^{max}}\right\}$	$J_3 = \underset{\substack{Elcentro\\Hachinohe\\Northridge\\Kobe}}{mean}\left\{\dfrac{\max\limits_{i}\left\lvert\sum\limits_i m_i\ddot{x}_{ai}(t)\right\rvert}{F_b^{max}}\right\}$
Normed Interstory Drift	**Normed Level Acceleration**	**Normed Base Shear**
$J_4 = \underset{\substack{Elcentro\\Hachinohe\\Northridge\\Kobe}}{mean}\left\{\dfrac{\max\limits_{t,i}\dfrac{\lVert d_i(t)\rVert}{h_i}}{\delta^{max}}\right\}$	$J_5 = \underset{\substack{Elcentro\\Hachinohe\\Northridge\\Kobe}}{mean}\left\{\dfrac{\max\limits_{t,i}\lVert\ddot{x}_{ai}(t)\rVert}{\ddot{x}_{ai}^{max}}\right\}$	$J_6 = \underset{\substack{Elcentro\\Hachinohe\\Northridge\\Kobe}}{mean}\left\{\dfrac{\max\limits_{i}\left\lVert\sum\limits_i m_i\ddot{x}_{ai}(t)\right\rVert}{\lVert F_b^{max}\rVert}\right\}$
Ductility	**Dissipated Energy**	**Plastic connections**
$J_7 = \underset{\substack{Elcentro\\Hachinohe\\Northridge\\Kobe}}{mean}\left\{\dfrac{\max\limits_{t,i}\dfrac{\lvert\phi_i(t)\rvert}{\phi_{yi}}}{\phi^{max}}\right\}$	$J_8 = \underset{\substack{Elcentro\\Hachinohe\\Northridge\\Kobe}}{mean}\left\{\dfrac{\max\limits_{t,i}\dfrac{\int dE_j}{F_{yi}\cdot\phi_{yi}}}{E^{max}}\right\}$	$J_9 = \underset{\substack{Elcentro\\Hachinohe\\Northridge\\Kobe}}{mean}\left\{\dfrac{N_d^c}{N_d}\right\}$
Normed Ductility	**Damage Index**	
$J_{10} = \underset{\substack{Elcentro\\Hachinohe\\Northridge\\Kobe}}{mean}\left\{\dfrac{\max\limits_{t,i}\dfrac{\lVert\phi_i(t)\rVert}{\phi_{yi}}}{\lVert\phi^{max}\rVert}\right\}$	$J_{11} = mean_{\substack{Elcentro\\Hachinohe\\Northridge\\Kobe}}\dfrac{D}{D_0}$	



شکل ۵ خسارت کلی و طبقات سازهٔ سه‌طبقه تحت اثر چهار زلزلهٔ مختلف و کنترولر ژنتیک- عصبی

معیارهای ارزیابی J1 تا J11 برای سیستم کنترولر ژنتیک- عصبی محاسبه گردیده است. هم‌چنین عملکرد این کنترولر با کنترولر فعال LQG و دو کنترولر ژنتیک- فازی GFMRL و GFSL معرفی‌شده توسط کرم‌الدین و همکاران [۲۳] مقایسه شده است. در این کنترولرها به‌جای شبکهٔ عصبی از سیستم فازی استفاده شده است و پارامترهای آن سیستم توسط الگوریتم ژنتیک بهینه‌یابی شده‌اند.

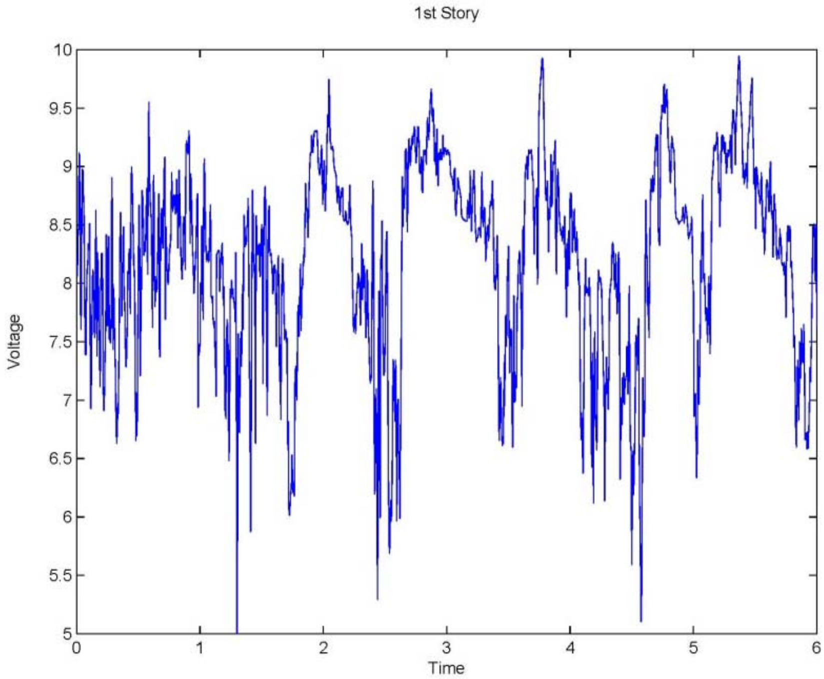
برای ارزیابی عملکرد کنترولرها در کاهش خسارت برمبنای شاخص خسارت پارک و انگ، معیار J11 معرفی شده است. این معیار نسبت این شاخص در حالت کنترل‌شده به کنترل‌نشده را نشان می‌دهد. مقدار این شاخص برای کنترولرهای مختلف و برای چهار زلزلهٔ مختلف با شدت‌های متفاوت محاسبه شده و در شکل (٦) آمده است. براساس این نتایج مقدار متوسط معیار J11 در زلزله‌های مختلف به‌ازای β=۰/۱، ۰/۲۳۸ به‌دست آمده است. این نتایج هم‌چنین برای کنترولرهای LQG، GFMRL و GFSL به‌ترتیب ۰/۶۱۳، ۰/۲٦۸ و ۰/۲٦۱ به‌دست آمده‌اند. این نتایج نشان می‌دهند که عملکرد کنترولر ژنتیک- عصبی از دیگر کنترولرها بهتر بوده است.



شکل ٦ تاریخچهٔ جابه‌جایی نسبی (m) طبقهٔ اول سازهٔ سه‌طبقه تحت اثر چهار زلزلهٔ مختلف و کنترولر ژنتیک– عصبی

برای بررسی پاسخ‌های دیگر سازه از معیارهای J1 تا J10 استفاده شده است. مقدار این معیارها برای کنترولرها و زلزله‌های مختلف محاسبه شده و در جدول (۳) نشان داده شده‌اند. معیار J1 نشان‌دهندهٔ مقدار کاهش در بیشینهٔ جابه‌جایی نسبی طبقات است. مقدار متوسط این معیار در زلزله‌های مختلف برای کنترولر ژنتیک- عصبی برابر ۰/۵۱۶ به‌دست آمده است که از مقدار به‌دست آمده برای کنترولرهای دیگر کمتر است. این مطلب نشان‌دهندهٔ آن است که عملکرد این کنترولرها از نظر کاهش جابه‌جایی نسبی طبقات از دیگر کنترولرها بهتر بوده است. معیار J2 میزان کاهش در بیشینهٔ شتاب طبقات را نشان می‌دهد. مقدار متوسط این معیار برای کنترولر LQG، ۰/۸۰۶ می‌باشد که از مقدار مربوط به کنترولرهای دیگر کمتر است. این مقدار برای کنترولر ژنتیک- عصبی برابر ۱/۲۶۵ به‌دست آمده است. این معیار نشان می‌دهد گرچه کنترولر در کاهش شاخص خسارت و جابه‌جایی نسبی طبقات عملکرد مناسبی داشته است ولی نتوانسته شتاب طبقات را کاهش دهد و در بیشتر موارد افزایش شتاب به‌وجود آمده است. برای نشان دادن عملکرد کنترولر در کاهش بیشینهٔ برش پایهٔ زلزله از معیار J3 استفاده شده است. متوسط این معیار برای کنترولر ژنتیک- عصبی برابر ۰/۴۳۶ به‌دست آمده است که این معیار برای کنترولرهای LQG ، GFMRL و GFSL به‌ترتیب برابر ۰/۸۱۴، ۰/۸۷۷ و ۰/۸۵۱ محاسبه شده است و درمقایسه با سایر کنترولرها، کنترولر ژنتیک- عصبی عملکرد مؤثرتری داشته است. عملکرد کنترولرها در کاهش نرم جابه‌جایی نسبی طبقات با معیار J4 سنجیده می‌شود. مقدار متوسط این معیار در زلزله‌های مختلف برای کنترولر ژنتیک- عصبی برابر ۰/۵۹۱ می‌باشد. این مقدار در کنترولرهای LQG و GFSL به‌ترتیب ۰/۶۰۸ ، ۰/۴۱۱ و ۰/۳۴۲ می‌باشد. مشاهده می‌شود عملکرد کنترولر GFSL از سایر کنترولرها در این معیار بهتر می‌باشد. برای ارزیابی عملکرد کنترولر در کاهش نرم شتاب طبقات از معیار J5 استفاده شده است. مقدار متوسط این معیار در زلزله‌های مختلف برای هر کدام از کنترولرهای Neuro-GA ، LQG ، GFMRL و GFSL به‌ترتیب ۸/۲۰۲، ۰/۵۶۸، ۰/۶۳۰ و ۰/۸۴۹ به‌دست آمده است. این نتیجه بیانگر آن است که کنترولر Neuro-GA عملکرد نامناسبی در کاهش نرم شتاب طبقات داشته است. معیار J6 برای نشان دادن اثر کاهش نرم برش پایهٔ زلزلهٔ به‌کار گرفته شده است. مقدار این معیار برای کنترولر Neuro-GA درمقایسه با سایر کنترولرها با وجود کاهش مناسب در بیشینهٔ برش پایه، بیشتر بوده است. معیار J7 نشان‌دهنده کاهش در بیشینهٔ شکل‌پذیری اعضای سازه است که به شکلی به بیان میزان کاهش خسارت در عضوی که بیشترین خسارت را دارد می‌پردازد. مقدار متوسط این معیار برای کنترولر Neuro-GA ، ۰/۴۴۲ و برای کنترولرهای LQG ، GFMRL و GFSL به‌ترتیب ۰/۷۶۷، ۰/۴۸۵ و ۰/۴۶۸ به‌دست آمده‌اند. مشاهده می‌شود که کنترولر ژنتیک- عصبی توانایی بیشتری از دیگر کنترولرها برای کاهش بیشینهٔ شکل‌پذیری عضوهای سازه داشته است. معیار دیگری که به نوعی توانایی کنترولرها در کاهش خسارت را نشان می‌دهد، معیار J8 می‌باشد. این معیار نسبت مقدار انرژی جذب‌شده در حالت کنترل‌شده به کنترل‌نشده است. مقدار متوسط این نسبت برای کنترولر ژنتیک- عصبی، ۰/۰۰۷ و برای کنترولرهای دیگر به‌ترتیب ۰/۳۵۷، ۰/۱۳۵ و ۰/۱۲۵ به‌دست آمده‌اند. نتایج به‌دست آمده حاکی از آن است که کنترولر ژنتیک- عصبی با اختلاف زیادی در این معیار از سایر کنترولرها بهتر عمل نموده است. معیار J9 نشان‌دهندهٔ کاهش در تعداد مفصل‌های پلاستیک سازه است که خود نشان دیگری از کاهش خسارت در سازه می‌باشد. مقدار این

معیار برای کنترولرهای مورد بررسی به‌ترتیب ۰/۲۸۹، ۰/۶۰۵، ۰/۳۱۵ و ۰/۳۱۸ محاسبه شده است که نشان‌دهندهٔ عملکرد مناسب‌تر کنترولر ژنتیک- عصبی است. آخرین معیار بررسی‌شده J10 می‌باشد که بیانگر کاهش نرم شکل‌پذیری اعضای سازه می‌باشد. متوسط مقدار محاسبه‌شدهٔ این معیار برای کنترولرهای مختلف به‌ترتیب ۰/۴۹۸، ۰/۶۳۳، ۰/۴۱۸ و ۰/۳۶۲ می‌باشد. در این مورد عملکرد کنترولر ژنتیک-عصبی نسبتاً مناسب می‌باشد ولی کنترولرهای GFMRL و GFSL عملکرد بهتری داشته‌اند.



شکل ۷ ولتاژ میراگر MR طبقهٔ اول در زلزلهٔ ال‌سنترو

جدول ۲ معیار ارزیابی J_{11} برای سازهٔ سه‌طبقه

Average	Kobe 1.0	Kobe 0.5	Northridge 1.0	Northridge 0.5	Hachinohe 1.5	Hachinohe 1.0	Hachinohe 0.5	Elcentro 1.5	Elcentro 1.0	Elcentro 0.5	Controller	Index
۰/۲۳۸	۰/۶۷۵	۰/۶۳۷	۰/۶۰۸	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۴۶۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	Neuro-GA	β=۰/۱
۰/۶۱۴	۰/۸۷۸	۰/۸۱۵	۰/۹۷۳	۰/۷۹۷	۰/۶۲۱	۰/۶۲۵	۰/۰۰۰	۰/۷۱۵	۰/۷۱۲	۰/۰۰۰	Active	
۰/۲۶۸	۰/۶۴۴	۰/۸۵۴	۰/۶۷۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۵۱۲	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	GFMRL	
۰/۲۶۱	۰/۶۶۹	۰/۷۳۴	۰/۶۹۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۵۱۲	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	GFSL	

جدول ۳ معیارهای ارزیابی برای سازهٔ سه‌طبقه

Index	Controller	Elcentro 0.5	Elcentro 1.0	Elcentro 1.5	Hachinohe 0.5	Hachinohe 1.0	Hachinohe 1.5	Northridge 0.5	Northridge 1.0	Kobe 0.5	Kobe 1.0	Average
J_1	Neuro-GA	۰/۳۰۸	۰/۴۵۱	۰/۶۹۸	۰/۳۷۹	۰/۳۳۲	۰/۳۷۸	۰/۴۴۱	۰/۶۸۸	۰/۷۳۶	۰/۷۴۸	۰/۵۱۶
	LQG	۰/۵۴۴	۰/۷۴۰	۰/۸۴۵	۰/۶۳۶	۰/۷۹۸	۰/۷۸۲	۰/۸۰۸	۱/۰۷۹	۰/۸۵۹	۰/۷۹۶	۰/۷۸۹
	GFMRL	۰/۳۹۲	۰/۵۵۷	۰/۷۷۹	۰/۱۷۸	۰/۳۵۷	۰/۴۴۶	۰/۵۳۶	۰/۸۰۰	۱/۰۷۱	۰/۵۹۷	۰/۵۷۱
	GFSL	۰/۳۲۷	۰/۵۵۷	۰/۷۶۷	۰/۱۷۰	۰/۲۹۹	۰/۴۴۱	۰/۴۷۰	۰/۸۳۱	۰/۸۷۳	۰/۵۹۸	۰/۵۳۳
J_2	Neuro-GA	۱/۸۲۸	۱/۲۳۳	۱/۱۱۸	۱/۹۵۱	۱/۲۶۱	۱/۱۷۰	۱/۱۹۷	۱/۰۲۲	۱/۱۵۹	۰/۷۵۸	۱/۲۶۵
	LQG	۰/۶۰۱	۰/۸۰۸	۰/۹۷۵	۰/۶۵۸	۰/۸۲۵	۰/۸۳۲	۰/۸۳۲	۰/۸۷۸	۰/۸۳۲	۰/۸۱۴	۰/۸۰۶
	GFMRL	۰/۹۷۸	۰/۹۵۵	۱/۱۷۱	۰/۴۹۲	۰/۶۰۳	۰/۸۵۶	۰/۹۸۷	۱/۰۴۷	۱/۰۲۵	۰/۷۰۶	۰/۸۸۲
	GFSL	۰/۶۱۰	۰/۹۰۸	۱/۱۴۸	۰/۵۸۵	۰/۴۴۸	۰/۸۴۸	۰/۸۴۲	۱/۰۱۷	۱/۰۴۵	۰/۷۴۶	۰/۸۲۰
J_3	Neuro-GA	۰/۲۹۵	۰/۳۹۷	۰/۵۴۶	۰/۳۹۴	۰/۳۴۵	۰/۴۱۲	۰/۳۹۳	۰/۴۸۸	۰/۵۶۸	۰/۵۲۵	۰/۴۳۶
	LQG	۰/۵۱۰	۰/۹۱۵	۰/۹۲۷	۰/۵۵۳	۰/۸۱۲	۰/۹۳۵	۰/۸۳۳	۰/۸۴۴	۰/۸۶۷	۰/۹۴۱	۰/۸۱۴
	GFMRL	۰/۶۷۴	۰/۷۵۳	۱/۰۸۱	۰/۴۶۰	۰/۷۶۴	۱/۰۲۷	۰/۷۶۱	۱/۰۴۳	۱/۱۴۰	۱/۰۶۹	۰/۸۷۷
	GFSL	۰/۶۲۲	۰/۸۳۵	۱/۰۷۹	۰/۵۴۹	۰/۶۳۴	۰/۸۵۱	۰/۷۵۰	۱/۰۴۹	۱/۱۱۶	۱/۰۲۸	۰/۸۵۱
J_4	Neuro-GA	۱/۱۳۹	۰/۹۹۲	۰/۹۹۷	۰/۷۱۲	۰/۵۷۹	۰/۵۶۹	۰/۲۸۵	۰/۹۳۹	۰/۸۷۴	۰/۹۴۷	۰/۸۰۳
	LQG	۰/۵۷۰	۰/۶۱۵	۰/۵۵۱	۰/۴۱۷	۰/۵۰۳	۰/۷۸۷	۰/۷۲۵	۰/۶۹۷	۰/۵۳۵	۰/۶۸۰	۰/۶۰۸
	GFMRL	۰/۲۵۴	۰/۳۱۸	۰/۳۷۱	۰/۱۲۱	۰/۱۵۸	۰/۲۰۰	۰/۱۱۶	۰/۸۵۷	۱/۲۶۸	۰/۴۴۵	۰/۴۱۱
	GFSL	۰/۱۸۷	۰/۲۸۸	۰/۳۶۹	۰/۱۰۲	۰/۱۲۴	۰/۱۷۰	۰/۱۱۰	۰/۹۵۰	۰/۸۴۶	۰/۲۷۸	۰/۳۴۲
J_5	Neuro-GA	۱/۵۹۱	۶/۸۱۰	۴/۵۳۹	۱/۰۶۹	۵/۸۱۱	۴/۴۱۰	۱/۲۶۱	۶/۶۵۳	۷/۶۴۶	۵/۵۷۸	۷/۴۳۷
	LQG	۰/۵۴۴	۰/۶۶۱	۰/۶۵۸	۰/۳۹۷	۰/۴۹۶	۰/۵۸۵	۰/۶۲۰	۰/۶۴۸	۰/۵۸۷	۰/۶۶۳	۰/۵۸۶
	GFMRL	۰/۶۴۵	۰/۶۲۸	۰/۶۶۶	۰/۴۰۵	۰/۳۶۳	۰/۴۰۲	۰/۶۶۷	۱/۱۲۳	۰/۶۱۳	۰/۷۸۳	۰/۶۳۰
	GFSL	۱/۵۲۰	۰/۸۵۰	۰/۶۷۲	۱/۱۶۵	۰/۶۲۴	۰/۵۲۷	۱/۳۳۴	۰/۸۰۴	۰/۷۳۹	۰/۶۹۹	۰/۸۹۴
J_6	Neuro-GA	۱/۷۹۸	۱/۲۶۷	۱/۱۶۵	۱/۳۲۷	۰/۸۵۰	۰/۷۵۷	۱/۶۳۹	۱/۲۶۹	۱/۴۲۴	۱/۵۴۶	۱/۳۰۴
	LQG	۰/۵۲۸	۰/۶۴۶	۰/۶۳۴	۰/۳۹۴	۰/۴۹۳	۰/۵۸۵	۰/۶۷۲	۰/۶۶۴	۰/۵۵۹	۰/۶۵۳	۰/۵۸۳
	GFMRL	۰/۶۶۲	۰/۶۶۴	۰/۷۰۰	۰/۴۰۵	۰/۳۹۳	۰/۴۳۵	۰/۶۷۳	۰/۷۵۱	۰/۶۱۱	۰/۷۷۶	۰/۶۰۷
	GFSL	۰/۷۱۲	۰/۷۱۸	۰/۷۲۳	۰/۴۶۴	۰/۴۳۲	۰/۴۶۶	۰/۷۴۶	۰/۷۲۲	۰/۶۱۸	۰/۷۵۹	۰/۶۳۶
J_7	Neuro-GA	۰/۲۶۰	۰/۳۴۶	۰/۵۰۵	۰/۳۳۹	۰/۲۶۷	۰/۳۳۰	۰/۲۶۶	۰/۵۹۹	۰/۶۹۶	۰/۸۱۱	۰/۴۴۲
	LQG	۰/۴۸۶	۰/۷۴۵	۰/۸۰۳	۰/۵۹۳	۰/۶۲۴	۰/۷۷۰	۰/۸۰۰	۰/۹۷۷	۰/۸۴۰	۱/۰۳۰	۰/۷۶۷
	GFMRL	۰/۳۱۶	۰/۴۲۳	۰/۵۶۲	۰/۱۸۴	۰/۲۹۷	۰/۴۱۹	۰/۲۹۷	۰/۶۷۹	۰/۹۳۹	۰/۷۳۶	۰/۴۸۵
	GFSL	۰/۲۹۵	۰/۴۲۴	۰/۵۶۰	۰/۱۷۹	۰/۲۵۱	۰/۳۸۱	۰/۲۶۲	۰/۷۰۱	۰/۸۴۳	۰/۷۸۵	۰/۴۶۸
J_8	Neuro-GA	۰/۰۰۷	۰/۰۰۰	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۲۱	۰/۰۰۶	۰/۰۳۵	۰/۰۰۷
	LQG	۰/۰۰۱	۰/۲۰۸	۰/۳۹۹	۰/۰۰۰	۰/۰۰۸	۰/۰۸۸	۰/۶۳۶	۰/۸۳۴	۰/۶۲۰	۰/۷۷۳	۰/۳۵۷
	GFMRL	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۸۶	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۴۷۰	۰/۲۳۸	۰/۵۵۹	۰/۱۳۵
	GFSL	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۹۶	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۴۲۳	۰/۱۷۴	۰/۵۵۷	۰/۱۲۵
J_9	Neuro-GA	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۴۵۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۷۸۸	۰/۸۳۳	۰/۸۱۳	۰/۲۸۹
	LQG	۰/۰۰۰	۰/۴۵۵	۱/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۹۱	۰/۹۱۷	۰/۹۱۷	۰/۸۷۹	۱/۰۰۰	۰/۷۸۸	۰/۶۰۵
	GFMRL	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۷۲۷	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۷۲۷	۰/۹۰۹	۰/۷۸۸	۰/۳۱۵
	GFSL	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۸۱۸	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۷۲۷	۰/۹۰۹	۰/۷۲۷	۰/۳۱۸
J_{10}	Neuro-GA	۰/۷۸۵	۰/۴۱۸	۰/۴۵۰	۰/۵۶۱	۰/۳۱۷	۰/۲۸۵	۰/۰۹۸	۰/۷۱۳	۰/۷۰۱	۰/۶۵۴	۰/۴۹۸
	LQG	۰/۵۶۵	۰/۵۱۵	۰/۵۳۸	۰/۴۲۰	۰/۴۶۱	۰/۹۳۲	۰/۷۹۵	۰/۷۲۹	۰/۵۴۴	۰/۸۲۸	۰/۶۳۳
	GFMRL	۰/۲۵۹	۰/۲۴۱	۰/۳۲۱	۰/۱۲۵	۰/۱۵۰	۰/۱۸۲	۰/۰۶۴	۰/۹۲۲	۱/۳۸۶	۰/۵۳۰	۰/۴۱۸
	GFSL	۰/۱۸۹	۰/۲۲۶	۰/۳۲۸	۰/۰۹۷	۰/۱۱۷	۰/۱۵۷	۰/۰۶۱	۱/۰۰۱	۱/۰۴۱	۰/۴۰۰	۰/۳۶۲

نتیجه‌گیری

در این تحقیق برای کنترل خسارت سازه از یک شبکهٔ عصبی پیش‌خور دولایه استفاده شده است که وزن‌های آن توسط الگوریتم ژنتیک برمبنای کمینه نمودن شاخص خسارت پارک و انگ بهینه شده‌اند. این شبکه که در هر لایهٔ پنهان آن ۲۰ سلول دارد، در سازهٔ سه‌طبقهٔ غیرخطی محک مورد ارزیابی قرار گرفته است. ورودی‌های این شبکه جابه‌جایی نسبی تمام طبقات همراه با دو گام قبلی آنها و نیروی کنترل طبقات و خروجی آن ولتاژ میراگرهای طبقات است. این کنترولر برای زلزلهٔ ال‌سنترو با شدت ۲ برابر آموزش داده شده است و سپس عملکرد آن در زلزله‌های ال‌سنترو، هاچینو، نورتریج و کوبه بررسی گردیده است. برای مقایسهٔ عملکرد این کنترولر از سه کنترولر دیگر نیز استفاده شده است. کنترولرهای انتخاب‌شده، یک کنترولر فعال و دو کنترولر ژنتیک- فازی هستند.

باتوجه به مطالعات انجام‌شده و نتایج به‌دست آمده از عملکرد کنترولر و مقایسهٔ آن با کنترولرهای دیگر نتایج زیر حاصل گردیده است:

۱. با بررسی نتایج حاصل از محاسبهٔ معیار شاخص خسارت (J_{11}) برای کنترولر ژنتیک– عصبی در سازهٔ سه‌طبقه مشاهده می‌گردد این کنترولر توانسته است شاخص خسارت پارک و انگ را به‌طور چشمگیری کاهش دهد (به‌طور متوسط ۷٦ درصد) و عملکرد بهتری نسبت به سایر کنترولرها داشته است.

۲. بررسی سایر معیارهای ارزیابی برای سازهٔ سه‌طبقه نشان می‌دهد این کنترولر در معیارهای بیشینه جابه‌جایی نسبی طبقات (J_1)، بیشینه برش پایه (J_3)، بیشینهٔ شکل‌پذیری اعضا (J_7)، انرژی جذب‌شده (J_8) و تعداد مفصل‌های پلاستیک (J_9) نیز عملکرد مناسبی داشته است؛ به‌عنوان مثال بیشینه جابه‌جایی نسبی طبقات را به میزان ٤۸ درصد و بیشینه برش پایه را ٥٦ درصد کاهش داده است ولی این کنترولر در معیار شتاب طبقات و نرم شتاب به‌خوبی عمل نکرده و شتاب سازه را افزایش داده است.

۳. نتایج گویای آن است که در کنترولر طراحی‌شده برمبنای کمینه نمودن شاخص خسارت پارک و انگ، کاهش در بیشینه جابه‌جایی نسبی طبقات در سازهٔ سه‌طبقه ٤۸ درصد بوده است در حالی که خسارت سازه ٧٦٪ کاهش داشته است. از این مطلب می‌توان نتیجه گرفت که استفاده از جابه‌جایی نسبی طبقات به‌عنوان شاخص خسارت کافی نبوده است و باید از شاخص‌های مناسب‌تری مانند شاخص خسارت پارک و انگ استفاده نمود.

مراجع

1. Kobori, T., and Minai, R., "Analysis of structural control systems: study on response-controlled structure 1", Trans. AIJ 66, pp. 257-260, (1960).
2. Kobori, T., "Quake resistent and nonlinear problems of structural vibration to violent earthquake", *J. Kyoto University Disaster Prevention Laboratory,* 5th Anniversity Edition, pp. 116-124, (1956).
3. Kobori, T., and Minai, R., "Analysis of structural control systems: study on response-controlled structures 2", Trans. AIJ 66, pp. 253-256, (1960).
4. Abdel-Rohman, M., and Leipholz, H. H., "General approach to active strucrural control", *Journal of the Engineering Mechanics Division,* Vol. 105, pp. 1007-1023, (1979).

5. Abdel-Rohman, M., and Leipholz, H. H., "Automatic active Control of structures", *Journal of the Structural Division,* Vol. 106, pp. 663-677, (1980).
6. Abdel-Rohman, M., and Leipholz, H. H., "Stochastic control of strctures", *Journal of the Structural Division,* Vol. 107, pp. 1313-1325, (1981).
7. Zuk, W., "The past and future of structural control systems", Structural Control, pp. 779-794, (1980).
8. Soong, T. T., "Active structural control: Theory and Practice", John Wiley and Sons, (1990).
9. Nordel, W. J., "Active systems for elastic-resistant structures", Naval Civil engineering Laboratory, (1969).
10. Yao, J. T. P., "Concept of structural Control", *Journal of Structutal Division,* Vol. 98, pp. 1567-1574, (1972).
11. Nikzad, K., Ghaboussi, J., and Stanley, L. P., "Actuator Dynamics and delay compensation using neurocontrollers", *Journal of Engineering Mechanics,* Vol. 122, pp. 966-975, (1996).
12. Ghaboussi , J., and Joghataie, A., "Active Control of strustures using Neural networks", *Journal of Engineering Mechanics,* Vol. 121, No. 4, pp. 555-567, (1995).
13. Bani-Hani, K., and Ghaboussi, J., "Neural Networks for Structural Control of a Benchmark Problem, Active Tendon System", *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, Vol. 27, pp. 1225-1245, (1998).
14. Chen, H. M., Tsai, K. H., Qi, G. Z., Yang, J. C. S., and Amini, F., "Neural Network For sStructure Control", *Journal of Computing in Civil Engineering,* Vol. 9, No. 2, pp. 168-176, (1995).
15. Adeli, H., "Neural Networks in Civil Engineering: 1989-2000", *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, Vol. 16, pp. 126-142, (2001).
16. Sahoo, B., and Maity, D., "Damage Assesment of structure using hybrid neuro-genetic algorithm", *Applied Soft Computing*, Vol. 7, pp. 89-104, (2007).
17. Jiang, X., and Adeli, H., "Neuro-Genetic Algorithm for nonlinear active control of structures", *International Journal for Numerical Methods in Engineering,* Vol. 75, pp. 770-786, (2008).
18. Kim, D.H., Seo, S. N., Lee, I. W., "Optimal Neurocontroller for nonlinear Benchmark Structure", *Journal Of Engineering Mechanics,* Vol. 130, No. 4, pp. 424-429, (2004).
19. Ohtori, Y., Christenson, R. E., Spencer, B. F. J., and Dyke, S. J., "Benchmark Control problem for seismically excited nonlinear building", *Journal of Eng. Mech.,* Vol. 130, No. 4, pp. 366-385, (2004).
20. Dyke, S. J., Yi, F., and Carlson, J. D., "Application of magnetorheological dampers to seismically excited structures", in Proc., *Int. Modal Anal. Conf.,* Bethel, Conn, (1999).
21. Spencer, B. F., Dyke, S. J., Sain, M. K., and Carlson, J. D., "Phenomenological model of magnetorheological damper", *Journal of Engineering Mechanics,* ASCE, Vol. 123, No. 3, pp. 230-238, (1997).

22. Park, Y. J., and Ang, A. H.-S., "Mechanistic seismic Damage Model for reinforced Concrete", *ASCE Journal of Structure Engineering,* Vol. 111, No. 4, pp. 722-739, 1985.

۲۳. کرم‌الدین، عباس، "کنترل خسارت سازه‌ها به‌کمک الگوریتم ژنتیک– فازی"، دانشگاه فردوسی، مشهد، (۱۳۸۸).